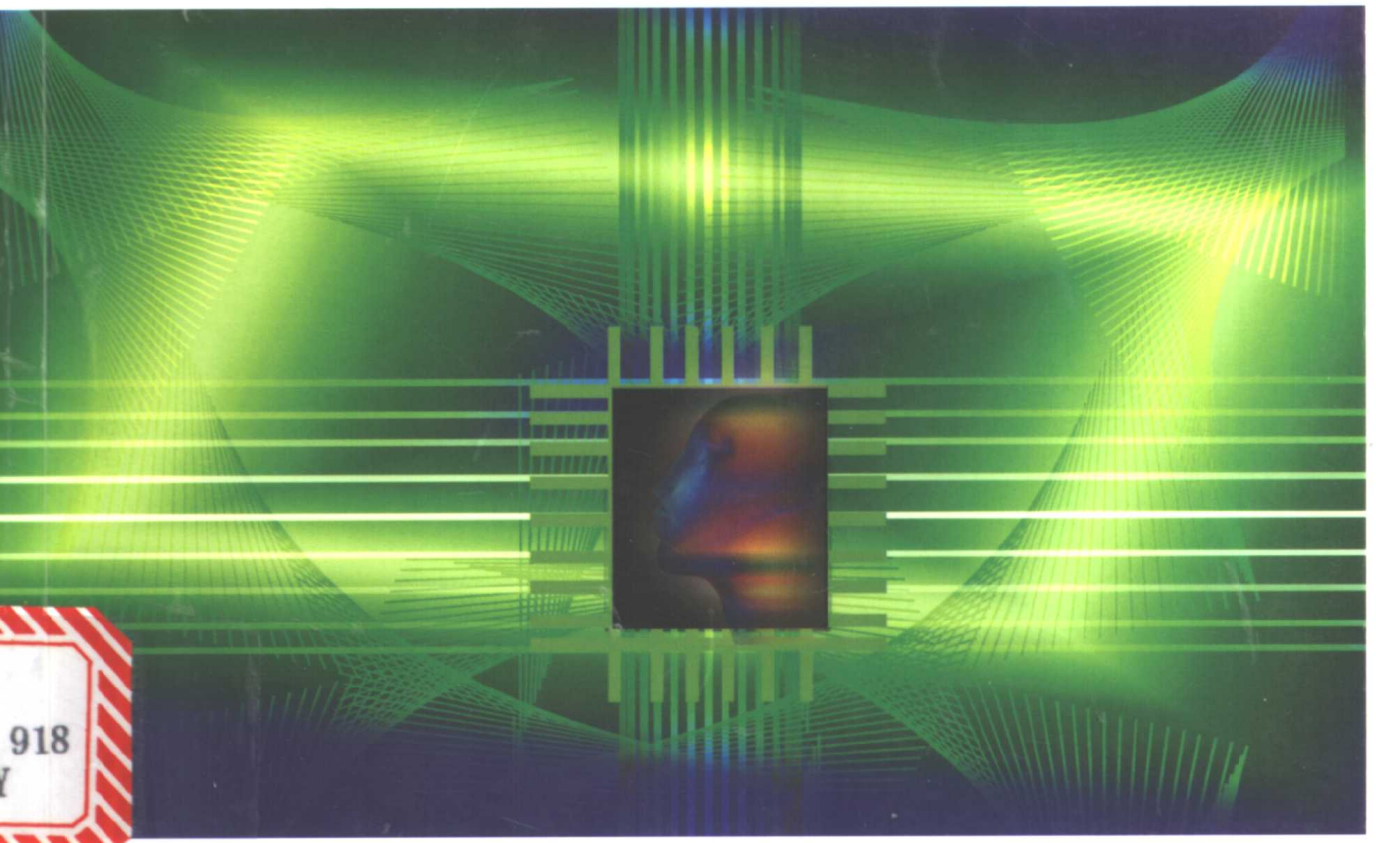
教育部骨干教师资助计划项目
江苏省普通高校自然科学研究计划资助项目

人工神经网络技术及其应用

王洪元　史国栋　主编



918

中国石化出版社

教育部骨干教师资助计划项目
江苏省普通高校自然科学研究计划资助项目

人工神经网络技术及其应用

王洪元　史国栋　主编

中国石化出版社

内 容 简 介

本书由人工神经网络原理和人工神经网络应用两部分组成。第一部分介绍前馈神经网络、径向基神经网络、模糊神经网络、Hopfied神经网络、小波神经网络的构成原理及学习算法；第二部分介绍神经网络在信号与图像处理和自动控制中的应用，内容涉及神经网络图像分析和图像识别、神经网络用于优化、神经网络系统识别、神经网络非线性预测控制，以及神经网络故障诊断等方面。

本书可作为电子信息类专业大学本科生及研究生的教学参考书，也可供相关领域的工程技术人员和研究人员参考。

图书在版编目（CIP）数据

人工神经网络技术及其应用/王洪元，史国栋主编.
—北京：中国石化出版社，2002
ISBN 7-80164-304-6

Ⅰ.人… Ⅱ.①王… ②史… Ⅲ.人工神经元网络
Ⅳ.TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2002)第 090702 号

中国石化出版社出版发行
地址：北京市东城区安定门外大街 58 号
邮编：100011 电话：(010)84271850
http://www.sinopec-press.com
E-mail:press@sinopec.com.cn
北京精美实华图文制作中心排版
河北省徐水县印刷厂印刷
新华书店北京发行所经销
*
787×1092 毫米 16 开本 11 印张 183 千字
2002 年 12 月第 1 版 2002 年 12 月第 1 次印刷
定价：20.00 元

前　言

本书由国家教育部高等学校骨干教师资助计划项目资助。

近20年来，以非线性大规模并行分布处理为主流的人工神经网络的研究及其应用已取得了引人注目的成就，并仍在快速发展。新的模型、新的理论，新的应用方法仍在不断地涌现，面对这样的形势，本书的目的只是向读者介绍人工神经网络的基本知识，即它们的基本构成原理、学习方法以及人工神经网络在信号和自动控制中的一些应用实例。希望本书能够对从事于电子科学与信号科学领域的读者提供一些有益的帮助，同时也希望读者能从不同的角度对本书内容提出宝贵的意见。

本书编写过程中参考了已列于参考文献目录中的国内外有关专著及文献，在此编者对这些专著和文献的作者表示感谢。

本书各章安排如下：第一～五章为第一部分，第六～七章为第二部分。第一章概述；第二章前馈型人工神经网络；第三章径向基函数网络，包括模糊神经网络；第四章小波神经网络；第五章 Hopfield 反馈网络；第六章神经网络用于信号和图像处理；第七章神经网络用于自动控制。

本书第一、五、七章由王洪元、史国栋编著，其余章节由薛国新、郑明芳、石澄贤、李格、王洪元编写。全书由王洪元统稿。

本书的出版除得到了教育部骨干教师资助计划项目资助外，还得到了江苏省普通高校自然科学研究计划资助项目（项目批准号：01KJB520004）的资助，并得到了中国石化出版社、江苏石油化工学院领导和计算机系领导的大力支持，在此一并表示感谢！

编　者

2002年10月

目　录

第一章　概　论……（1）

1.1　人工神经网络的发展与现状 ……（1）
1.2　人工神经元模型 ……（3）
1.3　用有向图表示神经网络 ……（5）
1.4　网络结构及工作方式 ……（6）
1.5　神经网络的学习 ……（7）
1.5.1　学习方式 ……（7）
1.5.2　学习算法 ……（8）
1.5.3　学习与自适应 ……（9）

第二章　前馈型神经网络……（11）

2.1　线性阈值单元组成的前馈网络 ……（11）
2.1.1　MP模型 ……（12）
2.1.2　感知器组合的神经网络 ……（13）
2.1.3　多层的感知器网络 ……（20）
2.2　非线性变换单元组成的前馈网络 ……（26）
2.2.1　网络的结构与数学描述 ……（26）
2.2.2　BP的学习算法 ……（29）
2.2.3　BP网络的误差曲面讨论 ……（34）
2.2.4　算法的改进 ……（36）
2.3　应用举例 ……（39）

第三章　径向基函数神经网络……（41）

3.1　函数逼近与内插 ……（41）
3.2　正规化理论 ……（43）
3.3　RBF网络的学习 ……（45）
3.4　RBF网络的一些变形 ……（52）

3.4.1 广义 RBF 网络 …… (52)
3.4.2 RBF 网络的其他变形 …… (53)
3.5 模糊神经网络 …… (54)
3.5.1 模糊神经元及模糊神经网络 …… (54)
3.5.2 基于自适应模糊系统 AFFs 的径向基高斯函数网络 …… (58)
3.6 RBF 网络应用 …… (63)
3.6.1 用 RBF 网络解 XOR 问题 …… (63)
3.6.2 RBF 网络用于自适应均衡 …… (64)
3.6.3 非线性系统的故障诊断 …… (65)

第四章 小波神经网络 …… (70)

4.1 引言 …… (70)
4.2 小波变换 …… (71)
4.3 多分辨率分析 …… (74)
4.4 小波神经网络的结构形式 …… (77)
4.4.1 多分辨率小波网络 …… (77)
4.4.2 连续参数小波网络 …… (78)
4.5 小波神经网络的学习算法 …… (80)
4.5.1 多分辨率小波网络的学习 …… (80)
4.5.2 连续小波网络的随机梯度学习算法 …… (82)
4.5.3 小波网络与常规神经网络的比较 …… (88)
4.6 小波网络的应用 …… (89)

第五章 Hopfield 反馈神经网络 …… (93)

5.1 联想存储器 …… (93)
5.2 反馈网络 …… (94)
5.2.1 离散 Hopfield 网络 …… (95)
5.2.2 连续 Hopfield 网络 …… (99)
5.3 用反馈网络作联想存储器 …… (101)
5.4 相关学习算法 …… (102)
5.5 反馈网络用于优化计算 …… (104)

第六章 神经网络应用于信号和图像处理 …… (109)

6.1 LS 准则下的神经网络自适应滤波 …… (109)
6.2 基于神经网络的谱估计 …… (113)
6.2.1 最大熵一维谱估计的神经网络实现 …… (113)
6.2.2 最大熵多维谱估计的神经网络方法 …… (117)
6.3 基于神经网络的高阶谱估计 …… (121)
6.4 细胞神经网络用于图像处理 …… (125)
6.5 腹水脱落癌细胞的识别研究 …… (131)
6.5.1 概述 …… (131)
6.5.2 可疑细胞分割 …… (132)
6.5.3 BP 神经网络对可疑细胞分类识别 …… (137)
6.5.4 结论和讨论 …… (138)

第七章 神经网络用于自动控制 …… (139)

7.1 概述 …… (139)
7.2 基于神经网络的系统辨识 …… (140)
7.2.1 引言 …… (140)
7.2.2 静态模型辨识：柴油调合的凝点和冷滤点 BP 网络模型 …… (141)
7.2.3 动态非线性 RBF 模型辨识 …… (145)
7.3 基于神经网络的非线性预测控制 …… (147)
7.3.1 引言 …… (147)
7.3.2 动态系统 RBF 模型 …… (148)
7.3.3 RBF 网络的一种训练方法 …… (148)
7.3.4 RBF 预测控制器 …… (149)
7.3.5 仿真算例 …… (151)
7.4 基于神经网络模型的柴油调合非线性控制和在线优化 …… (153)
7.4.1 引言 …… (153)
7.4.2 柴油调合生产过程简介 …… (153)
7.4.3 柴油调合生产优化方法 …… (154)
7.4.4 柴油调合倾点预测控制方法 …… (156)

7.4.5 柴油调合生产优化与预测控制方法仿真研究 …… (158)
7.4.6 结论 …… (160)
7.5 基于神经网络的化工过程动态监控 …… (160)
7.5.1 引言 …… (160)
7.5.2 RBF 预测神经网络 …… (161)
7.5.3 RBF 诊断神经网络 …… (162)
7.5.4 结论 …… (164)

参考文献 …… (165)

第一章 概 论

1.1 人工神经网络的发展与现状

人工神经网络是模仿脑细胞结构和功能、脑神经结构以及思维处理问题等脑功能的新型信息处理系统。由于人工神经元网络具有复杂的动力学特性、并行处理机制、学习、联想和记忆等功能，以及它的高度自组织、自适应能力和灵活性而受到自然科学领域学者广泛重视。

人工神经网络的研究始于1943年，由心理学家W.S. McCulloch和数学家W.Pitts所提出的MP模型。该模型除连接权不调整外，其他与现在的阈值单元模型基本相同。MP模型的提出不仅具有开创意义，而且还为以后的研究工作提供了依据。

1949年心理学家D.O.Hebb提出了神经元之间突触强度调整的假设。他认为学习过程是在突触上发生的，连接权的调整正比于两相连神经元之间激活值的乘积。这就是有名的Hebb学习规则。直到现在，Hebb学习规则仍然是人工神经网络中的一个极为重要的学习规则。

50年代末，F. Rosenblatt提出了著名的感知机(Perception)模型，这是第一个完整的人工神经网络。这个模型由阈值单元构成，初步具备了并行处理、分布存储和学习等神经网络的一些基本特征，从而确立了从系统的角度研究人工神经网络的基础。

1961年B.Windrow和M.E.Hoff提出了自适应线性单元网络。它可用于自适应滤波、预测和模型识别。从50年代到60年代初，神经网络的研究受到人们的重视，研究工作进入了一个高潮。

1969年，美国麻省理工学院人工智能学者M.Minsky和S.Papert编写了影响很大的《Perception》一书。该书指出：单层的感知机只能用于线性问题的求解，而对于像XOR(异或)这样简单的非线性问题却无法求解。他们还指出，能求解非线性问题的网络应该是具有隐含层的多层神经网络，而将感知机模型扩展成多层网络是否有意义，还不能从理论上得到有力的证明。由于F.Minsky的悲观结论。在这之后近10年中，神经网络的研究进入了一个缓慢发展的低潮期。

在这个低潮期，研究工作并没有完全停顿下来，仍有许多学者继续进行探索，并取得了一些重要成果。在这期间，芬兰学者 T.Kohonen 提出了自组织映射理论；美国学者 S. A.Grossberg 提出了自适应共振理论(ART)；日本学者福岛邦彦(K.Fukushion)提出了认知机(Recognition)模型。这些研究成果对以后神经网络的研究和发展都产生了重要影响。

美国加州理工学院生物物理学家 J.J.Hopfield 于 1982 年和 1984 年发表的两篇文章，有力地推动了神经网络的研究，引起了神经网络研究的又一次热潮。1982 年他提出了一个新的神经网络模型——Hopfield 网络模型。他在这种网络模型的研究中，首次引入了网络能量函数的概念，并给出了网络稳定性的判据。1984 年 Hopfield 提出了网络模型实现的电子电路，为神经网络的工程实现指明了方向。Hopfield 的研究成果开拓了神经网络用于联想记忆和优化计算的新途径，并为神经计算机的研究奠定了基础。1984 年 Hinton 等人将模拟退火算法引入到神经网络中，提出了 Boltzmann 机(BM)网络模型。BM 网络算法为神经网络优化跳出局部极小提供了一个有效的方法。

20 世纪 80 年代中期以来，神经网络的应用研究取得了很大的成绩，涉及的领域非常广泛。就应用的技术领域而言有计算机视觉，语言的识别、理解与合成，优化计算，智能控制及复杂系统分析，模式识别，神经计算机的研制，知识处理，专家系统与人工智能。涉及的学科有神经生理学，认识科学，数、理科学，心理学，信息科学，计算机科学，微电子学，光学，生物电子学等。

从众多应用研究领域取得的丰硕成果来看，人工神经网络的发展具有强大的生命力。当前存在的问题是智能水平还不高，许多应用方面的要求还不能得到很好的满足；网络分析与综合的一些理论性问题(如稳定性、收敛性的分析，网络的结构综合等)还未得到很好的解决。随着人们对大脑信息处理机理认识的深化以及人工神经网络智能水平的提高，人工神经网络必将在科学技术领域发挥更大的作用。

针对当前人工神经网络存在的问题，今后研究的主要方向可分为理论研究和应用研究两个方面。在理论研究方面有：

(1) 利用神经生理与认知科学研究大脑思维及智能的机理。

(2) 利用神经科学基础理论的研究成果，用数理方法探索智能水平更高的人工神经网络模型，深入研究网络的算法和性能，例如稳定性、收敛件、容错件、鲁棒性等；开发新的网络数理理论，例如神经网络动

力学、非线性神经场等。

在应用研究方面有：

(1) 神经网络软件模拟和硬件实现的研究。

(2) 神经网络在各个科学技术领域应用的研究。它涉及的领域很广，包括模式识别、信号处理、知识工程、专家系统、优化组合、智能控制等。

1.2 人工神经元模型

图 1-1 表示了作为人工神经网络(artificial neural networks，以下简称 NN)的基本单元的神经元模型，它有三个基本要素：

(1) 一组连接(对应于生物神经元的突触)，连接强度由各连接上的权值表示，权值为正表示激活，为负表示抑制。

(2) 一个求和单元，用于求取各输入信号的加权和(线性组合)。

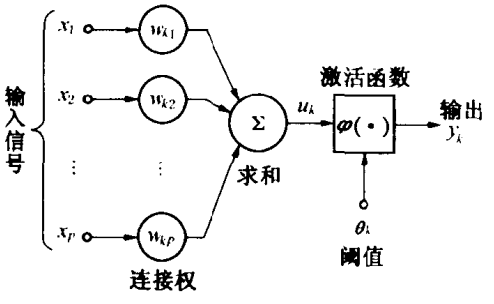


图 1-1 基本神经元模型

(3) 一个非线性激活函数，起非线性映射作用并将神经元输出幅度限制在一定范围内[一般限制在(0，1)或(-1，+1)之间]。

此外还有一个阈值 θ_k(或偏值 $b_k = -\theta_k$)。

以上作用可分别以数学式表达出来：

$$u_k = \sum_{j=1}^{p} w_{kj}x_j, \quad v_k = net_k = u_k - \theta_k, \quad y_k = \varphi(v_k)$$

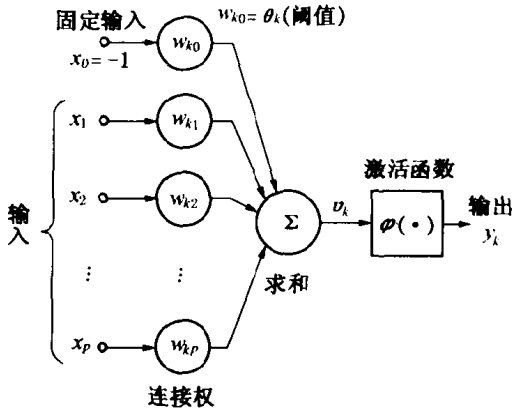
式中 x_1，x_2，…，x_n 为输入信号，w_{k1}，w_{k2}，…，w_{kp} 为神经元 k 之权值，u_k 为线性组合结果，θ_k 为阈值，$\varphi(\cdot)$为激活函数，y_k 为神经元 k 的输出。

若把输入的维数增加一维，则可把阈值 θ_k 包括进去。例如：

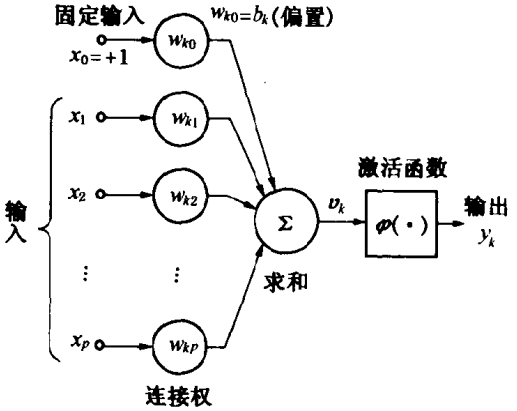
$$u_k = \sum_{j=0}^{p} w_{kj}x_j, \quad y_k = \varphi(v_k)$$

此处增加了一个新的连接，其输入 $x_0 = -1$(或 $+1$)，权值 $w_{k0} = \theta_k$(或 b_k)，如图 1-2(a)、(b)所示。

激活函数 $\varphi(\cdot)$可以有以下几种形式：



(a)



(b)

图 1-2 输入扩维后的神经元模型
(a)包括阈值；(b)包括偏置

(1) 阈值函数[图 1-3(a)]。

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & v \geqslant 0 \\ 0 & v < 0 \end{cases}$$

即阶梯函数。这时相应的输出 y_k 为：

$$y_k = \begin{cases} 1 & v_k \geqslant 0 \\ 0 & v_k < 0 \end{cases}$$

其中 $v_k = \sum_{j=1}^{p} w_{kj}x_j - \theta_k$，常称此种神经元为 MP 模型。

(2) 分段线性函数[图 1-3(b)]。

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & v \geqslant 1 \\ \frac{1}{2}(1+v) & -1 < v < 1 \\ 0 & v \leqslant -1 \end{cases}$$

它类似一个放大系数为 1 的非线性放大器，当工作于线性区时它是一个线性组合器，放大系数趋于无穷大时变成一个阈值单元。

(3) sigmoid 函数[图 1-3(c)]。
最常用的函数形式为：

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)}$$

参数 $a>0$ 可控制其斜率。另一种常用的是双曲正切函数：

$$\varphi(v) = \tanh\left(\frac{v}{2}\right) = \frac{1 - \exp(-v)}{1 + \exp(-v)}$$

这类具有平滑和渐近线，并保持单调性。

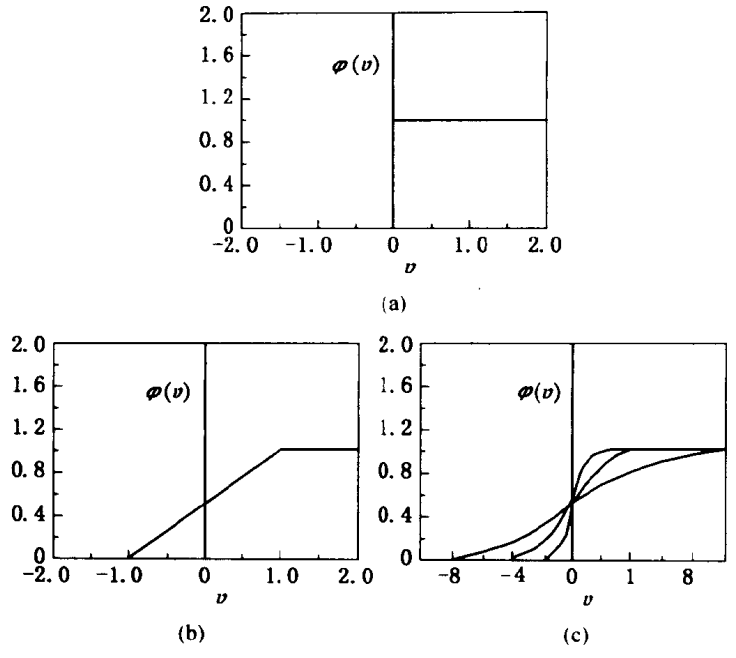


图 1-3 激活函数

(a)阈值函数；(b)分段线性函数；(c)sigmoid 函数

1.3 用有向图表示神经网络

如果把上一节的神经元模型用信号流图(signal flow graph)表示，则可更清楚地显示出其作用过程。

信号流图是由一些带方向的连接和结点组成的，信号沿连接线按箭头方向流动，有两种连接线：

- 突触连接[图 1-4(a)]；
- 函数连接[图 1-4(b)]。

结点也有两种：

- 求和结点[图 1-4(c)]；
- 分送结点[图 1-4(d)]。

因此也可把 NN 理解为一个由带有突触连接和函数连接的结点组成的有向图，图 1-5 表示了神经元内部的信号流动。当只研究各神经元之间的信号流动时，可把内部的信号流图省去，如图 1-6。用同样方式也可以表示神经网络。

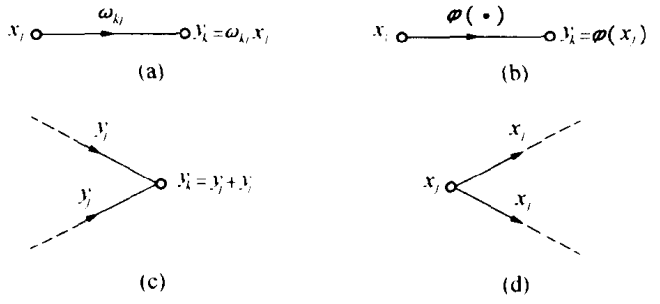


图 1-4 信号流图的单元

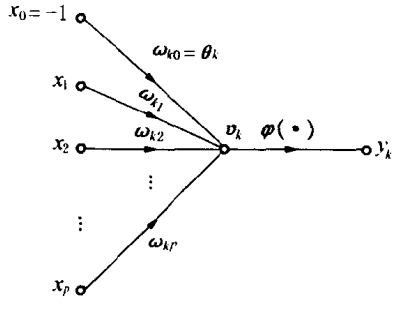


图 1-5 神经元内部的信号流图

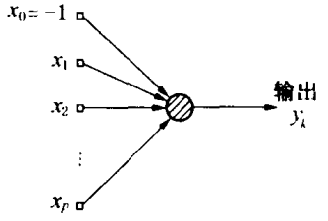


图 1-6 神经元作为基本单元

1.4 网络结构及工作方式

除单元特性外，网络的拓扑结构也是 NN 的一个重要特性。从连接方式看 NN 主要有两种。

(1) 前馈型网络。各神经元接受前一层的输入，并输出给下一层，没有反馈(图 1-7)。结点分为两类，即输入单元和计算单元，每一计算单元可有任意个输入，但只有一个输出(它可耦合到任意多个其他结点作为输入)。通常前馈网络可分为不同的层，第 i 层的输入只与第 $i-1$ 层输出相连，输入和输出结点与外界相连，而其他中间层称为隐层。

(2) 反馈型网络。所有结点都是计算单元，同时也可接受输入，并向外界输出，可画成一个无向图[图 1-8(a)]，其中每个连接弧都是双向的，也可画成图 1-8(b)的形式。若总单元数为 n，则每一个结点有 $n-1$ 个输入和一个输出。

NN 的工作过程主要分为两个阶段：第一阶段是学习期，此时各计算单元状态不变，各连接线上的权值可通过学习来修改；第二阶段是工

作期，此时各连接权固定，计算单元变化，以达到某种稳定状态。

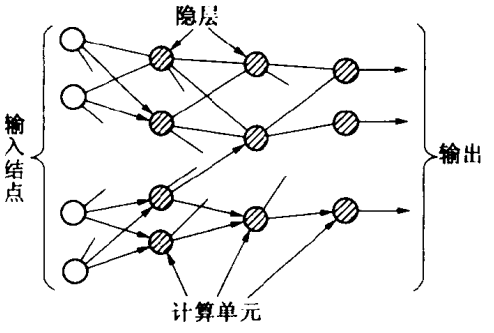


图 1－7 前馈网络

从作用效果看，前馈网络主要是函数映射，可用于模式识别和函数逼近。反馈网络按对能量函数的极小点的利用来分类有两种：第一类是能量函数的所有极小点都起作用，这一类主要用作各种联想存储器；第二类只利用全局极小点，它主要用于求解最优化问题。

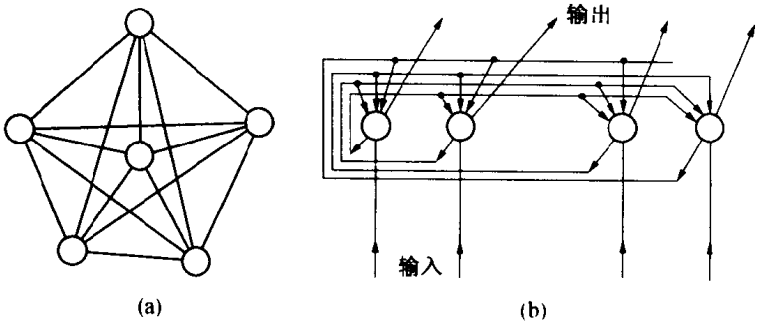


图 1－8 单层全连接反馈网络

1.5 神经网络的学习

1.5.1 学习方式

通过向环境学习获取知识并改进自身性能是 NN 的一个重要特点，在一般情况下，性能的改善是按某种预定的度量调节自身参数(如权值)随时间逐步达到的，学习方式(按环境所供信息的多少分)有以下三种。

1. 监督学习(有教师学习)

这种学习方式需要外界存在一个“教师”，他可对一组给定输入提供应有的输出结果(正确答案)。这组已知的输入—输出数据称为训练样本集。学习系统可根据已知输出与实际输出之间的差值(误差信号)来调节系统参数(图 1－9)。

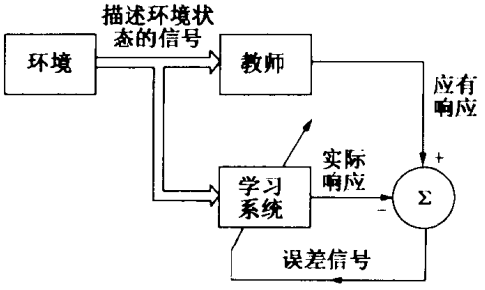


图 1-9 监督学习框图

2. 非监督学习(无教师学习)

非监督学习时不存在外部教师，学习系统完全按照环境所提供数据的某些统计规律来调节自身参数或结构(这是一种自组织过程)，以表示外部输入的某种固有特性(如聚类，或某种统计上的分布特征)(图 1-10)。

3. 再励学习(或强化学习)

这种学习介于上述两种情况之间，外部环境对系统输出结果只给出评价(奖或罚)而不是给出正确答案，学习系统通过强化那些受奖励的动作来改善自身性能(图 1-11)。

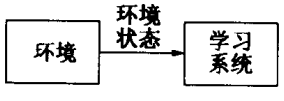


图 1-10 非监督学习框图

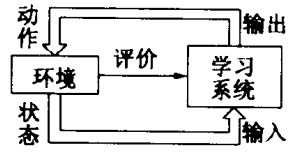


图 1-11 再励学习框图

1.5.2 学习算法

1. 误差纠正学习

令 $y_k(n)$为输入 $\boldsymbol{x}(n)$时神经元 k 在 n 时刻的实际输入，$d_k(n)$表示相应的应有输出(可由训练样本给出)，则误差信号可写为：

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n)$$

误差纠正学习的最终目的是使某一基于 $e_k(n)$的目标函数达最小，以使网络中每一输出单元的实际输出在某种统计意义上最逼近于应有输出。一旦选定了目标函数形式，误差纠正学习就成为一个典型的最优化问题。最常用的目标函数是均方误差判据，定义为：

$$J = E\left(\frac{1}{2}\sum_k e_k^2(n)\right)$$

其中 E 是求期望算子，上式的前提是被学习的过程是宽平稳的，具体方法可用最陡梯度下降法。直接用 J 作为目标函数时，需要知道整个过程的统计特性，为解决这一困难用 J 在时刻 n 的瞬时值 $\varepsilon(n)$代替 J，

即

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2}\sum_k e_k^2(n)$$

问题变为求 $\varepsilon(n)$对权值 w 的极小值，据最陡梯度下降法可得：

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta e_k(n)x_j(n)$$

其中 η 为学习步长，这就是通常说的误差纠正学习规则(或称 delta 规则)。

2. Hebb 学习

神经心理学家 Hebb 提出的学习规则可归结为“当某一突触(连接)两端的神经元的激活同步(同为激活或同为抑制)时，该连接的强度应增加，反之则应减弱”，用数学方式可描述为：

$$\Delta w_{kj}(n) = F(y_k(n), x_j(n))$$

式中 $y_k(n)$，$x_j(n)$分别为 w_{kj}两端神经元的状态，其中最常用的一种情况为：

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta y_k(n)x_j(n)$$

由于 Δw 与 $y_k(n)$，$x_j(n)$的相关成比例，有时称之为相关学习规则。

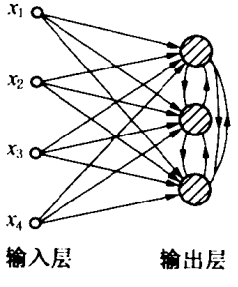


图 1-12 具有侧向连接的竞争学习网络

3. 竞争(Competitive)学习

顾名思义，在竞争学习时网络各输出单元互相竞争，最后达到只有一个最强者激活。最常见的一种情况是输出神经元之间有侧向抑制性连接(图 1-12)，这样众多输出单元中如有某一单元较强，则它将获胜并抑制其他单元，最后只有比较强者处于激活状态。最常用的竞争学习规则可写为：

$$\Delta w_{kj}(n) = \begin{cases} \eta(x_j - w_{ji}) & \text{若神经元 } j \text{ 竞争获胜} \\ 0 & \text{若神经元 } j \text{ 竞争失败} \end{cases}$$

1.5.3 学习与自适应

当学习系统所处环境平稳时(统计特征不随时间变化)，从理论上说通过监督学习可以学到环境的统计特征，这些统计特征可被学习系统(神经网络)作为经验记住。如果环境是非平稳的(统计特征随时间变化)，通常的监督学习没有能力跟踪这种变化，为解决此问题需要网络有一定的自适应能力，此时对每一个不同输入都作为一个新的例子对待，其工作过程如图 1-13。此时模型(如 NN)被当作一个预测器，基